

Departamento de Estatística - Universidade de Brasília

João Marcos de Jesus Colares

**Avaliação psicométrica de um instrumento para
mensuração de práticas parentais**

Brasília, Novembro de 2016

João Marcos de Jesus Colares

**Avaliação psicométrica de um instrumento para mensuração
de práticas parentais**

Projeto apresentado para obtenção do título de
Bacharel em Estatística

Departamento de Estatística - Universidade de Brasília

Orientador: Prof. Doutor Luís Gustavo do Amaral Vinha

Brasília,
Novembro de 2016

Resumo

Esse trabalho tem por objetivo a análise de validade e fidedignidade de um instrumento respondido por crianças e adolescentes entre 10 -14 anos de idade. Através de uma Análise Fatorial exploratória com estimação via componentes principais e aplicação de rotação PROMAX, conclui-se que há indícios de validade de constructo. O alfa de Cronbach foi calculado para verificação das consistências internas obtendo-se resultados satisfatórios, porém, sugere-se a retirada de dois itens do questionário por possuírem baixa comunalidade e interferirem na fidedignidade de suas sub-escalas. Os resultados desse trabalho vão de encontro com o estudo de Teixeira, Oliveira e Wottrich (2006) que foi tomado como base.

Sumário

1	INTRODUÇÃO	7
2	METODOLOGIA	9
2.1	Fidedignidade	9
2.1.1	Estimação de Fidedignidade	9
2.2	Validade	12
2.3	Análise Fatorial	13
2.3.1	Cargas Fatoriais	14
2.3.2	Comunalidade e Especificidade	14
2.3.3	Estimação por Componentes Principais	15
2.3.4	Rotações	15
2.3.4.1	Ortogonais	15
2.3.4.2	Oblíquas	17
2.3.5	Número de Fatores	17
2.3.5.1	Scree Plot	17
2.3.5.2	Crítério de Kaiser	18
2.3.5.3	Variabilidade Explicada	18
3	RESULTADOS	21
3.1	Caracterização da amostra	21
3.2	Correlações	23
3.3	Validade de Constructo	24
3.3.1	Determinação do número de fatores	24
3.3.2	Rotação	26
3.3.3	Cargas fatoriais e interpretações dos fatores	26
3.3.4	Comunalidades	28
3.4	Consistência Interna	29
4	CONCLUSÃO	31
	REFERÊNCIAS	33

1 Introdução

A psicologia visa entender e explicar o comportamento humano e, para tal finalidade, muitos estudiosos dessa área vêm se utilizando de métodos quantitativos, sendo esses constituídos pelo uso de números na descrição dos fenômenos naturais de suas pesquisas. Pode-se dizer que a psicometria é o conjunto de técnicas que permite essa quantificação (Erthal, 2009). Para Pasquali (1996), se nessa designação se salvarem tanto as propriedades estruturais do número quanto as características próprias dos atributos dos fenômenos empíricos, é justificável expressar fenômenos naturais através de quantidades.

Nos estudos psicométricos são avaliadas características não observáveis diretamente, também chamadas de constructos ou traços latentes. Em geral, nas ciências exatas não se faz uso de constructos, dado que o processo de verificar medidas é prático, como por exemplo, na medição de velocidade e massa. Já nos campos de estudos sociais, onde essa mensuração é usualmente complexa, traços latentes como inteligência, empatia, criatividade, ansiedade, etc. são usualmente citados na literatura. Uma vez que a característica do estudo psicométrico é o traço latente, é extremamente importante que o pesquisador explique com clareza e detalhamento a que o traço se refere. O não cumprimento desse pressuposto pode trazer confusão e contradição nas interpretações, bem como na aplicação dos resultados em outros estudos.

Existem várias formas de coleta de dados aplicados nas mais diversas situações, porém, na psicometria, faz-se uso principalmente de questionários. Dentre os motivos para tal escolha estão a relativa rapidez com que são obtidas grandes quantidades de dados além da facilidade de compreensão por parte do respondente. A partir das informações coletadas, técnicas estatísticas podem ser utilizadas a fim de se avaliar os traços latentes. Dentre os pontos mais importantes a serem tomados em conta nesse âmbito encontram-se a fidedignidade e a validade (Hogan, 2006). O termo fidedignidade se refere à capacidade que um mesmo teste tem de ser replicado aos mesmos indivíduos, em momentos diferentes, e produzir resultados idênticos (Pasquali, 2008). Em outras palavras, um instrumento é fidedigno se ele mensura de forma consistente. Já a validade se dá pelo grau em que o instrumento mede aquilo que realmente se propõe a medir, sendo a característica mais importante na sua avaliação.

Uma aplicação bastante interessante da área psicométrica é a da avaliação de dimensões de práticas parentais em relação a adolescentes. As práticas educativas parentais podem ser entendidas como conjunto de comportamentos emitidos pelos pais ao se educar ou socializar os filhos que levam a um objetivo comum (Teixeira, Oliveira & Wottrich, 2006). O uso de explicações, punições ou recompensas são exemplo dessas práticas. Esse processo tem sido objeto de atenção de diversos trabalhos ao longo dos últimos anos, como, por exemplo, no estudo de Bardagi (2002), que visava mensurar as relações entre as variadas formas de se criar os filhos e o desenvolvimento psicossocial deles.

Tendo em mente a relevância desse tema, o objetivo desse estudo é a verificação da fidedigni-

dade e validade, bem como a dimensão da escala utilizada e a qualidade dos itens presentes em um instrumento de auto-relato sobre avaliação de práticas parentais. Para isso, foram utilizados dados de uma amostra contendo crianças e adolescentes na faixa etária de 10-14 anos.

O presente trabalho é parte importante de um estudo mais abrangente que avaliará a efetividade do programa Famílias Fortes em pelo menos 4 cidades do Brasil, e, a partir dos resultados, a possibilidade de difusão do programa em âmbito nacional.

2 Metodologia

2.1 Fidedignidade

O termo fidedignidade se refere à capacidade que um teste tem de ser replicado aos mesmos indivíduos, em momentos diferentes, e produzir resultados idênticos (Pasquali, 2008). Em outras palavras, um instrumento é fidedigno se ele mensura o traço latente em questão de forma consistente. A falta de fidedignidade das medidas pode representar um grande problema, de maneira que se deve em primeiro lugar construir testes que sejam os mais fidedignos possíveis, tendo em mente que nenhum teste será absolutamente consistente.

Um importante ponto para avaliar a consistência de escores é fazer distinção entre erros sistemáticos e erros não sistemáticos. O erro sistemático é aquele que, independente da característica que está sendo mensurada, faz com que o escore do teste de um indivíduo seja sistematicamente acima ou abaixo do valor verdadeiro. Já o erro não sistemático é aquele que não tem um padrão, sendo esse o erro levado em consideração na fidedignidade de escores (Hogan, 2006). Supondo a não ocorrência do erro sistemático, o cálculo da fidedignidade da medida depende da variabilidade nos resultados provocada pelos erros não sistemáticos. Quanto maior a variância verdadeira dos escores e menor a variância desses erros, mais fidedigno é o instrumento (Pasquali, 1996).

2.1.1 Estimação de Fidedignidade

Em geral, a informação sobre fidedignidade é fornecida na forma de coeficientes de fidedignidade, através de correlações entre distribuições dos escores obtidos em testes. Sabendo-se que “variância verdadeira” é um conceito hipotético, pois é inviável aplicar um teste inúmeras vezes para um mesmo indivíduo, estima-se a fidedignidade, ao invés de calculá-la.

- Método de teste-reteste

Esse método de mensuração repetida se resume a aplicar o mesmo teste, aos mesmos indivíduos, em momentos distintos. Nesse caso, o coeficiente de fidedignidade é a correlação (usualmente a correlação de Pearson) entre os escores obtidos nos dois testes. Para Hogan (2006), é necessário um cuidado ao se determinar o intervalo entre uma aplicação e outra, pois, se o período for muito extenso, a correlação entre os teste pode ser afetada por mudanças reais do traço estudado e não pela variação do coeficiente de fidedignidade em si. Ao passo que se o período for muito curto, as respostas da primeira aplicação do teste tendem a influenciar o indivíduo ao responder a segunda, viesando a fidedignidade estimada. Outro problema se dá pelo fato de que os respondentes podem não estar dispostos a responderem o mesmo instrumento duas vezes.

- Método de testes paralelos

Também conhecido como método de forma alternada ou de forma equivalente, o método de testes paralelos requer que os sujeitos respondam duas formas semelhantes quanto ao número de questões, especificidade do conteúdo e dificuldade dos itens de um teste. A maior vantagem em relação ao método anterior é que o indivíduo não faz exatamente o mesmo teste, o que diminui os efeitos causados pelo “treinamento”, ao passo que a maior desvantagem é que usualmente testes não possuem formas alternadas, já que a elaboração de uma única versão já é suficientemente complicada e dispendiosa. De forma similar ao método teste-reteste, a correlação entre as duas distribuições de escores constitui o coeficiente de fidedignidade do método de testes paralelos.

- Duas metades

Nesse método de consistência interna, um teste é dividido em duas metades, onde cada metade é uma forma alternada do teste, sendo fundamental que as duas metades emparelhem itens homogêneos: verbal com verbal, numérico com numérico etc (Pasquali 1996). Usualmente, uma metade é constituída pelos itens de números pares e a outra pelos itens de números ímpares. Calcula-se então a correlação entre os escores das duas metades a fim de se obter a fidedignidade, porém, segundo Hogan (2006), faz-se necessário uma correção, dado que a correlação entre as duas metades do teste não fornece a fidedignidade de todo o teste, mas sim um coeficiente que tem metade daquele que interessa. Por exemplo: num teste de 200 itens, a correlação se basearia somente em 100. Como o número de itens afeta o coeficiente de correlação, corrija-se esse coeficiente para que ele considere todo o teste. Esta correção é feita através da fórmula de Spearman-Brown dada por

$$rc = \frac{nr_0}{1 + (n - 1)r_0},$$

onde n é o fator pelo qual o tamanho do teste é alterado e r_0 é a correlação sem a correção.

- Coeficiente Alfa de Cronbach

Assim como o método de duas metades, o Alpha de Cronbach não faz uso de repetições, evitando totalmente a questão da constância temporal. Esse método visa verificar a homogeneidade da amostra de itens do teste, ou seja, a consistência interna do teste (Pasquali, 1996). É o coeficiente mais conhecido e utilizado na literatura, dado por

$$\alpha = \left(\frac{k}{k - 1} \right) \left(\frac{S_x^2 - \sum S_i^2}{S_x^2} \right),$$

ou também pela expressão

$$\alpha = \left(\frac{k}{k - 1} \right) \left(1 - \frac{\sum S_i^2}{S_x^2} \right),$$

onde k é o número de questões no teste, S_x o desvio padrão dos escores do teste e S_i o desvio padrão dos escores da questão i .

No caso das variáveis padronizadas, com média 0 e desvio padrão 1, o coeficiente pode ser calculado por

$$\alpha = \frac{k(\bar{r}_{ij})}{1 + (k - 1)\bar{r}_{ij}},$$

sendo \bar{r}_{ij} a correlação média entre os itens e k o número de questões.

Por esse método, observa-se que quanto maior for o número de questões, maior será a fidedignidade. Vê-se também que a fidedignidade aumenta à medida que a correlação média dos itens aumenta. De um modo geral, um instrumento ou teste é classificado como tendo fidedignidade apropriada quando o α é pelo menos 0,70 (Nunnally, 1978). Contudo, em alguns casos avaliados pelas ciências sociais, um α de 0,60 é considerado aceitável desde que os resultados obtidos sejam interpretados levando em conta o contexto (DeVellis, 1991). Já para valores superiores a 0,90, assume-se que há redundância ou duplicação, indicando que vários itens estão medindo o mesmo elemento do constructo, sendo necessária uma eliminação desses itens redundantes.

Um α negativo mostra um erro na codificação dos pontos dos itens, tendo como solução uma inversão dos pontos, de forma a assegurar que todos os itens estão codificados na mesma direção conceitual. Ademais, um α muito baixo pode refletir a mistura de itens de dimensões diferentes, exigindo a reavaliação da base teórica que motivou a construção das escalas do instrumento (Maroco & Marques, 2006).

O coeficiente alfa mensura somente o erro associado a escolha dos itens do instrumento, não levando em consideração outras fontes de erro tais como: aplicação do teste, condições pessoais do respondente, etc. Um ponto positivo é o fato de que não há a necessidade de uma correção dicotômica das questões de um teste, podendo-se corrigir segundo qualquer tipo de escores contínuos (Hogan, 2006).

- Lambda 2 de Guttman

Além do Alfa de Cronbach descrito acima, o coeficiente denominado Lambda 2 de Guttman também é usada na mensuração de fidedignidade, considerado por alguns autores uma estimativa ainda melhor, principalmente quando os instrumentos contêm poucos itens ou quando a amostra é pequena (Tellegen & Laros, 2004; Ten Berge & Zegers, 1978).

Esse coeficiente é dado por

$$\lambda_2 = \lambda_1 + \frac{\sqrt{\frac{k}{k-1}}\Gamma_2}{S_t^2},$$

onde

$$\lambda_1 = 1 - \frac{\sum_{j=1}^k S_j^2}{S_t^2},$$

sendo k o número de itens, S_j^2 a variância do item j , S_t^2 a variância total do teste e Γ_2 a soma do quadrado das covariâncias.

2.2 Validade

O conceito de validade para Babbie (2005) é o grau com que uma medida empírica reflete adequadamente o significado real do conceito considerado. Já para Hair *et al* (2005), a validade é o ponto até onde um instrumento mede o que deve medir. A validade de uma escala pode ser verificada em relação ao grau no qual suas diferenças em escores representam as reais diferenças na característica mensurada, entre os diversos sujeitos da amostra (Maroco & Marques, 2006).

A fidedignidade é fundamental para a validade, sendo que um teste pode ser fidedigno e não ser válido, mas não pode ser válido sem ser fidedigno. Se um teste tem fidedignidade baixa, isso vai afetar a validade do que está sendo estudado. Hogan (2006) afirma que boas normas e alta fidedignidade são importantes, mas que sem uma boa validade, essas características perdem o sentido. Para ele a validade é a característica isolada mais importante de um teste e pode ser avaliada de três formas: validade de conteúdo, validade de critério e validade de constructo. A validade de conteúdo tem um conceito bem simples, se resumindo a especificar o conteúdo e depois verificar se o teste está de acordo com ele. As duas outras formas são apresentadas a seguir.

- Validade de critério

A validade de critério, como o próprio nome já se faz entender, estabelece a relação entre o desempenho no teste e algum outro critério tido como um importante indicador do constructo estudado. Para Hair *et al* (2005), a validade de critério avalia o desempenho esperado do constructo em relação a outras variáveis identificadas por meio de critérios significativos. Se o objetivo for mensurar o constructo “lealdade de um cliente”, por exemplo, a satisfação pode ser um critério usado para validar o instrumento utilizado, tendo em vista que clientes leais devem estar satisfeitos. Outra opção de critério é o uso de testes já aclamados na literatura que se referem ao mesmo constructo do instrumento estudado.

Para mensuração do coeficiente de validade de critério, a correlação entre os escores do teste e do critério é calculada, sendo que esse último pode ser determinado em tempo simultâneo à aplicação do teste (validade concorrente) ou em alguma ocasião do futuro (validade preditiva) (Hogan, 2006).

- Validade de constructo

Hair *et al* (2005) sugerem que se um instrumento apresenta validade de constructo, ele está, de fato, avaliando o conceito teórico que objetivava. Para tanto, é necessário entender a fundamentação teórica subjacente às medidas que se obtêm. Por outro lado, Malhotra (2006) aponta que esse método indica qual constructo está realmente sendo medido, por meio de respostas às questões teóricas sobre como funciona a escala, o porquê do funcionamento da escala e quais deduções podem ser feitas a partir da teoria relacionada com a escala. O autor alerta que a validade de construto indica uma sólida teoria sobre a natureza do constructo e do relacionamento deste com os demais. A principal técnica para mensuração da validade do constructo é a Análise Fatorial (AF), sendo esta dividida em Análise Fatorial Exploratória (AFE) e Análise Fatorial Confirmatória (AFC) onde a primeira é utilizada na ausência de uma teoria quanto ao número de fatores e a segunda é útil para se testar hipóteses e se confirmar teorias já existentes.

2.3 Análise Fatorial

A Análise Fatorial (AF) é uma família de técnicas estatísticas que ajudam a identificar as dimensões comuns quanto ao desempenho em muitas mensurações diferentes (Hogan, 2006). Essa técnica foi criada por Karl Pearson, Charles Spearman e outros, em meados do século 20, na tentativa de se mensurar inteligência. Por essa aplicabilidade, a AF foi primeiramente utilizada por cientistas interessados em estudos psicométricos e até hoje é usada na construção e na validação de testes (Johnson & Wishern, 2007).

O principal objetivo é descrever a variabilidade original dos dados em termos de um número menor de variáveis não observáveis denominadas fatores, que estão relacionadas com as variáveis originais por um modelo linear. Isso implica que parte da variabilidade é designada nesses fatores e parte é representada pelo erro aleatório.

Os fatores, que representam os constructos, dividem o grupo único de variáveis original em grupos de variáveis com características semelhantes entre si, fazendo com que haja sentido na interpretação. As variáveis observadas são modeladas como combinação linear dos fatores comuns mais um erro aleatório,

$$\begin{aligned}
 Z_1 &= l_{11}F_1 + l_{12}F_2 + \dots + l_{1m}F_m + \varepsilon_1 \\
 Z_2 &= l_{21}F_1 + l_{22}F_2 + \dots + l_{2m}F_m + \varepsilon_2 \\
 &\vdots \\
 Z_p &= l_{p1}F_1 + l_{p2}F_2 + \dots + l_{pm}F_m + \varepsilon_p
 \end{aligned}
 \tag{2.1}$$

em que $Z_i = \left(\frac{X_i - \mu_i}{\sigma_i} \right)$ é a i -ésima variável padronizada, X_i é a variável original com média μ_i e variância σ_i^2 e $\varepsilon_i, i = 1, 2, \dots, p$ o i -ésimo erro aleatório. $F_j, j = 1, 2, \dots, m$ é o j -ésimo fator

comum e l_{ij} é o coeficiente da i -ésima variável padronizada Z_i no j -ésimo fator F_j , chamada de carga fatorial.

Para um modelo ortogonal algumas suposições são necessárias:

- 1) Todos os fatores têm média 0, ou seja, $E[F_j] = 0, j = 1, 2, \dots, m$;
- 2) Todos os fatores F_j são não correlacionados, com variâncias iguais a 1;
- 3) Todos os erros possuem média 0, ou seja, $E[\varepsilon_j] = 0, j = 1, 2, \dots, p$;
- 4) Os erros não são correlacionados entre si e não necessariamente possuem a mesma variância;
- 5) Os erros e os fatores são independentes.

Um modelo fatorial que se adeque às suposições 1 e 4 é chamado de ortogonal, justamente pelo fato de que todos os fatores são ortogonais entre si (Mingoti, 2013).

É importante ressaltar que os métodos baseados em correlações podem ser influenciados por linearidade, homogeneidade e a heteroscedasticidade. Uma verificação desses pontos é necessária para uma interpretação adequada dos resultados.

2.3.1 Cargas Fatoriais

As covariâncias entre os itens e os fatores são denominadas cargas fatoriais. Essas cargas representadas por l_{ij} na equação (3.1) quantificam a intensidade da associação de cada variável com os fatores. Se uma determinada variável possui cargas fatoriais baixas em todos os fatores, significa que ela não tem papel importante no modelo e, portanto, pode ser descartada.

2.3.2 Comunalidade e Especificidade

A comunalidade corresponde a parcela da variância de uma variável que é explicada pelos fatores. Em outras palavras, ela se refere a quanto aquela variável se assemelha às outras no que tange a explicação do modelo. Trata-se de uma medida que varia de 0 a 1, sendo que quanto mais próximo de 1 for a comunalidade, maior será o poder de explicação que os fatores exercerão sobre aquela variável. Esse valor é obtido através de

$$h_j^2 = l_{j1}^2 + l_{j2}^2 + \dots + l_{jm}^2.$$

A especificidade revela a parcela da variância que não é explicada pelos fatores. É a proporção única da variável não compartilhada com as outras, sendo portanto o valor complementar da comunalidade. Quanto maior o seu valor, menor a relevância daquela variável no modelo fatorial. É dada por

$$\varpi_j = \sigma_j^2 - h_j^2,$$

onde σ_j^2 é a variância do item j e h_j^2 a comunalidade.

2.3.3 Estimação por Componentes Principais

Um dos métodos mais importantes para obtenção de fatores é análise de componentes principais que, quando usada de forma isolada, tem por objetivo resumir a variância total dos dados em componentes não correlacionados, de tal sorte que grande parte da variância seja explicada pelo menor número possível de componentes.

Seja $P_{p \times p}$ a matriz de covariâncias das variáveis Z_i , onde os autovalores dessa matriz são $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p$ e os autovetores e_1, e_2, \dots, e_p onde $e_i = [e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{ip}]$. Tem-se então que a j -ésima componente principal da matriz $P_{p \times p}$ é dada por

$$Y_j = e_j Z = e_{j1}Z_1 + e_{j2}Z_2 + \dots + e_{jp}Z_p$$

onde a variância de Y_j é igual a λ_j , $j = 1, 2, \dots, p$ e a covariância entre Y_j e Y_k é zero para qualquer $j \neq k$.

Por esse método, a variância do vetor aleatório $Z = (Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_p)$ é igual ao traço da matriz $P_{p \times p}$ que corresponde ao número de variáveis medidas. Logo, a proporção da variância total explicada pela j -ésima componente principal é

$$\frac{\lambda_j}{p}, j = 1, 2, \dots, p.$$

Ressalta-se que existem outros métodos de estimação, como por exemplo, por Máxima Verossimilhança. Para mais detalhes, consultar Johnson & Wishern (2007).

2.3.4 Rotações

O uso de rotações é comum nas aplicações de AF. Isso se deve ao fato de que as técnicas rotacionais simplificam a estrutura do fator, o que faz com que as interpretações fiquem mais fáceis e confiáveis.

Uma interpretação mais simplificada é aquela cujas cargas fatoriais obtidas tenham valores elevados em somente um dos fatores e pequenos nos demais. Dessa forma as variáveis se dividiriam mais facilmente em grupos correlacionados somente a um dos fatores.

Após a estimação dos fatores do modelo, dois tipos de rotações podem ser utilizados: as ortogonais, cujos eixos permanecem ortogonais entre si; e as oblíquas, cujos eixos obtidos não se encontram necessariamente ortogonalizados ao fim do processo. O uso da rotação ortogonal exige que os fatores não sejam correlacionados enquanto a rotação oblíqua não possui tal restrição.

2.3.4.1 Ortogonais

Em determinadas situações, a interpretação dos fatores $F_j, j = 1, 2, \dots, m$ pode não ser trivial devido à aparição de coeficientes \hat{l}_{ij} com grandezas numéricas similares e não desprezíveis

em vários vetores diferentes. Para que se obtenha uma estrutura mais simplificada visando uma melhor interpretação, pode-se utilizar uma transformação ortogonal dos fatores originais (Mingoti, 2013).

Seja T_{mxm} uma matriz ortogonal, ou seja, uma matriz tal que $TT' = T'T = I_{mxm}$, onde I é matriz a identidade; e \hat{L}_{pxm} uma estimativa da matriz L_{pxm} obtida pelo método de componentes principais. A matriz $\hat{L}^*_{pxm} = \hat{L}_{pxm}T_{mxm}$ é a matriz contendo as cargas fatoriais transformada pela rotação fatorial. Ou seja, dada uma solução $\hat{L}^* = \hat{L}T$, diversas outras soluções para o modelo fatorial podem ser obtidas a partir da escolha da matriz ortogonal T_{mxm} . Em termos de fatores, isso implica que a partir de uma solução F sempre é possível se obter uma nova solução $F^* = T'F$ cuja interpretação pode ser mais fácil que a solução F original.

Para a determinação da matriz T_{mxm} de uma forma não arbitrária para que não haja uma manipulação de resultados, diversos critérios são descritos na literatura. Dentre os mais utilizados se encontram os critérios Varimax e Quartimax.

- Varimax

Proposta por Kaiser (1958), a Varimax é a rotação mais popular dentre os métodos ortogonais (Abdi, 2003). O objetivo desta técnica é encontrar grandes variabilidades nas cargas fatoriais, fazendo com que cada fator tenha um número pequeno de cargas altas e um número grande de cargas baixas, ou nulas. Em termos práticos, para cada fator, a solução é obtida pela maximização da variação dos quadrados das cargas fatoriais originais das colunas da matriz \hat{L}_{pxm} .

Seja \hat{l}^*_{ij} o coeficiente da i -ésima variável no j -ésimo fator após o processo rotacional. Seja V definido por

$$V = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^m \left[\sum_{i=1}^p \tilde{l}^4_{ij} - \left(\frac{\sum_{i=1}^p \tilde{l}^2_{ij}}{p} \right)^2 \right]$$

onde $\tilde{l}_{ij} = \frac{\hat{l}^*_{ij}}{\hat{h}_i}$, sendo \hat{h}_i a raiz quadrada da comunalidade da variável $Z_i, i = 1, 2, \dots, p$. O critério Varimax seleciona os \tilde{l}_{ij} que maximizam a função V . Os coeficientes finais da matriz transformada $\hat{L}^* = \hat{L}T$ são $\hat{l}^*_{ij} = \tilde{l}_{ij}\hat{h}_i$

As rotações varimax de cargas fatoriais, geradas pelos diferentes métodos de estimação (componentes principais, máxima verossimilhança, etc.), em geral, não são coincidentes. Da mesma forma, se fatores comuns adicionais são incluídos no modelo, o padrão de carregamento rotacionado pode mudar consideravelmente.

Se existe um único fator dominante, ou seja, onde todas as variáveis apresentem cargas altas, geralmente, ele é obscurecido por qualquer rotação ortogonal. Entretanto, este fator pode ser mantido fixo e os demais rotacionados (Johnson & Wishern, 2007).

- Quartimax

De acordo com Mingoti (2013), esse método tem por objetivo principal a maximização da variação dos quadrados das cargas fatoriais da matriz $\hat{L}_{p \times m}$ sobre todos os fatores F_j e todas as variáveis Z_i .

Essa técnica minimiza o número de fatores necessários para explicar as variáveis, mas tende a gerar cargas fatoriais elevadas para todas as variáveis. Por consequência, é comum que grande parte das variáveis concentrem cargas fatoriais elevadas no primeiro fator, fazendo com que o método não seja de grande ajuda em diversas pesquisas.

Seja V_Q a quantidade definida por

$$V_Q = \frac{1}{pm} \left[\sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^p \hat{l}_{*ij}^4 - \frac{1}{pm} \left(\sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^p \hat{l}_{*ij}^2 \right)^2 \right]$$

onde \hat{l}_{*ij} é o coeficiente da i -ésima variável no j -ésimo fator após a rotação. O critério Quartimax seleciona os \hat{l}_{*ij} que maximizam a função V_Q .

2.3.4.2 Oblíquas

Tabachnick e Fidell (2007) argumentam que a melhor forma de se decidir que tipo de rotação deve ser utilizada é através da análise da matriz de correlações entre os fatores, após a aplicação de uma rotação oblíqua. Se após o processo os valores das correlações forem fortes ou moderados, pode-se afirmar que esse tipo de rotação é a mais adequada, não sendo apropriada a utilização de uma rotação ortogonal. Os mesmos autores definem que correlações acima de 0,32 são considerados suficientes para escolha desse tipo de rotação.

Um dos métodos mais utilizados é rotação Promax devido a sua vantagem de ser rápida e conceitualmente simples. Para maiores informações, consultar Harman (1976).

2.3.5 Número de Fatores

Para Johnson e Wishern (2007), não há uma resposta definitiva para a dúvida quanto ao número de componentes que devem ser retidos. Dentre as informações a serem consideradas se encontram os valores relativos de cada autovalor, a porcentagem da variância que é explicada, bem como as interpretações relativas à importância de determinado fator para a pesquisa. Isso mostra que cada pesquisador pode usar diversos critérios para essa definição, o que torna essa análise subjetiva. Algumas técnicas bastante usuais são explanadas a seguir.

2.3.5.1 Scree Plot

O Scree plot é um gráfico cujo eixo das abcissas corresponde a cada autovalor e o eixo das ordenadas mostra a magnitude desses autovalores. Para a determinação da quantidade de fatores que devem ser selecionados, faz-se necessário que o pesquisador encontre um “cotovelo”

no gráfico, ou seja, o momento em que os autovalores tendem a ter magnitudes pequenas e similares, seguindo uma tendência linear paralela ao eixo x; isso mostra que eles não acrescentam explicação no modelo e, portanto, não precisam ser utilizados.

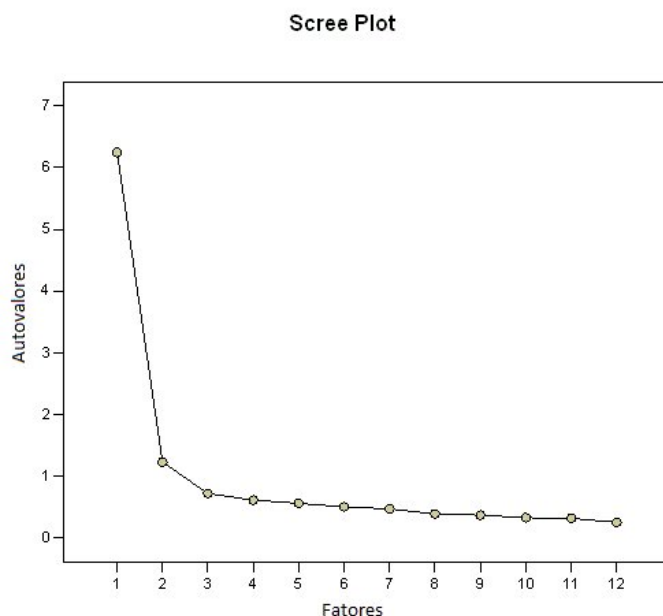


Figura 1 – Exemplo de Scree Plot

Na Figura 1 pode-se observar que o cotovelo se forma no fator 3, indicando que somente os 2 primeiros fatores são suficientes para o modelo.

2.3.5.2 Critério de Kaiser

Sabendo-se que cada componente aponta um autovalor que se refere ao total de variância explicada, o critério proposto por Kaiser em 1958 tem por ideia básica manter no sistema apenas aqueles componentes que acrescentem pelo menos a informação da variância dos itens originais no sistema. Isso significa que apenas autovalores iguais ou superiores a 1 são mantidos, pois se um componente corresponde a um autovalor inferior a 1, o total da variância explicada por ele é menor do que um único item e não faz sentido mantê-lo, uma vez que o objetivo é diminuir o número de componentes a serem utilizados.

2.3.5.3 Variabilidade Explicada

Por esse critério, a decisão baseia-se na proporção da variabilidade total considerada necessária. Por exemplo, se um pesquisador define que no mínimo 80% da variância total tem que ser explicada pelo modelo, pela Tabela 1, tem-se que os 3 primeiros componentes serão suficientes.

De acordo com esse critério, se a porcentagem desejada fosse de no mínimo 90%, 5 componentes seriam suficientes no modelo.

Componente	% da Variância	%Acumulada
1	52,6	52,6
2	25,8	78,4
3	6,8	85,2
4	2,8	87,6
5	2,4	90,0
6	2,5	92,5
7	2,0	94,5
8	1,9	96,4
9	1,8	98,2
10	1,8	100,0

Tabela 1 – Componentes e suas porcentagens da variabilidade total

Existem outros métodos de determinação do número de fatores, como por exemplo a Análise Paralela, que é uma técnica baseada em amostras e não na população total. Uma vantagem desse método se dá pelo fato de que ela não é muito afetada pelo tamanho da amostra ou pelas cargas fatoriais dos itens. Para mais informações, consultar Johnson & Wishern (2007).

3 Resultados

Os resultados a seguir foram obtidos a partir da análise dos dados adquiridos através da aplicação de um questionário à 699 crianças e adolescentes. Esse questionário contém, entre outros, 27 itens relacionados às práticas parentais, baseados no estudo de Teixeira, Oliveira e Wottrich (2006).

3.1 Caracterização da amostra

Além dos itens correspondentes a práticas parentais, o questionário contém itens referentes a sexo, escolaridade dos responsáveis e idade dos respondentes. É possível notar pela Figura 2 que 55,38% dos alunos que participaram da pesquisa são do sexo feminino e 44,62% são do sexo masculino.

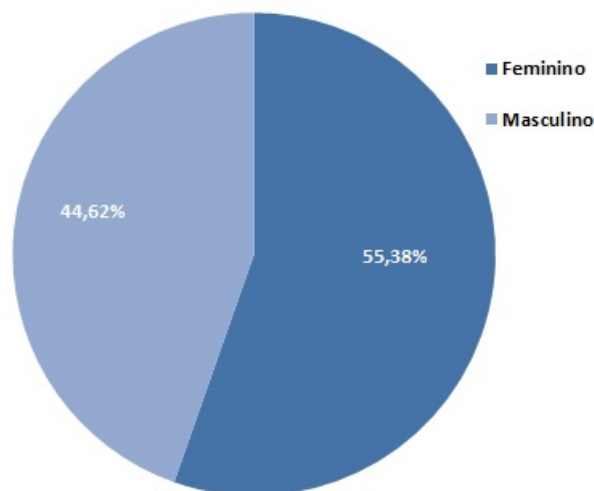


Figura 2 – Distribuição da variável sexo

A Figura 3 apresenta a distribuição das idades dos respondentes. Pode-se notar que há uma maior concentração de participantes entre 12 e 13 anos de idade, representando 57,12% do total. A distribuição da escolaridade dos responsáveis pelos respondentes é apresentado na Figura 4. Aproximadamente 18% têm ensino superior completo enquanto 26,8% completaram o Ensino Médio, porém, 23,7% dos respondentes não sabiam o nível de escolaridade dos seus responsáveis.

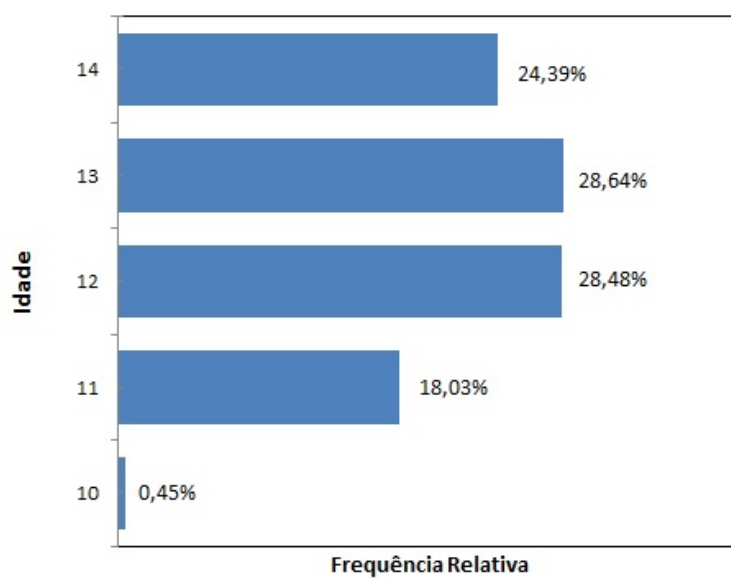


Figura 3 – Distribuição de idade

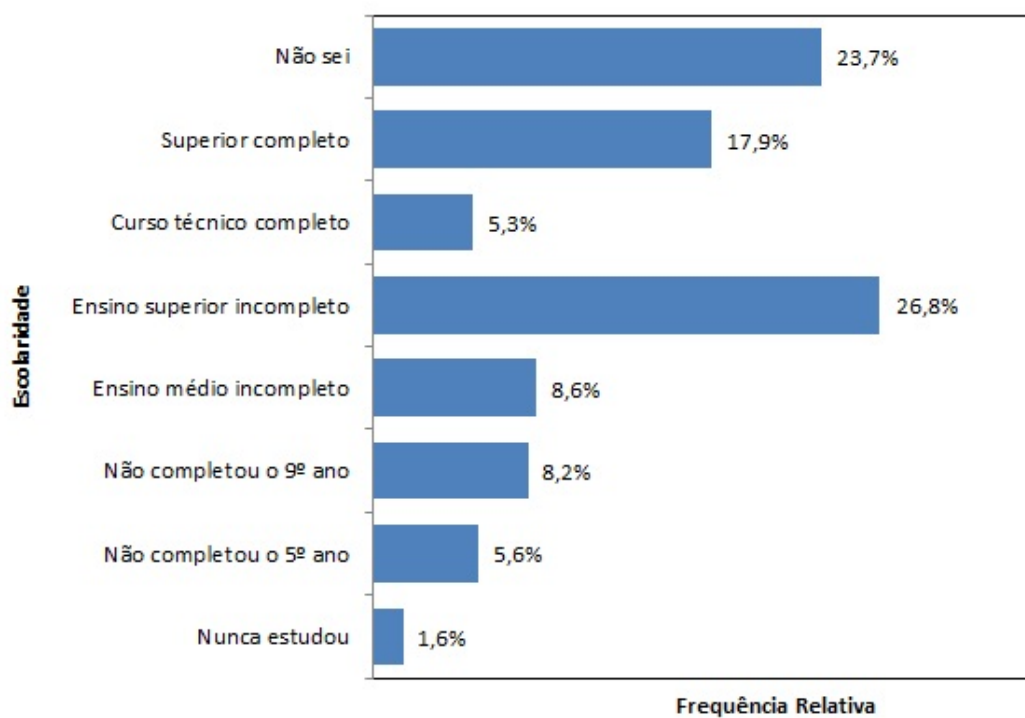


Figura 4 – Distribuição da escolaridade dos responsáveis

3.2 Correlações

Para simplificação e melhor visualização de gráficos e tabelas, todas as variáveis relacionadas às práticas parentais foram abreviadas. A tabela 2 contém os nomes dessas variáveis e suas respectivas descrições.

	Descrição
Var 1	Me incentiva a dar o melhor de mim em tudo o que eu faça
Var 2	Me elogia quando eu faço uma tarefa bem feita
Var 3	Mostra interesse pelas coisas que eu faço
Var 4	Encontra um tempo para fazer algo divertido comigo
Var 5	Passa um tempo conversando comigo
Var 6	Me dá apoio quando eu necessito
Var 7	Me proíbe de fazer algo que gosto quando eu faço alguma coisa errada
Var 8	Me castiga se desobedeço alguma ordem
Var 9	Impõe regras sem pedir minha opinião
Var 10	Me incentiva na vida
Var 11	Deixa eu aprender por mim mesmo
Var 12	Me estimula a tomar decisões sozinho
Var 13	Me incentiva a ter a minha própria opinião
Var 14	Mexe nas minhas coisas sem me pedir
Var 15	Faz brincadeiras sobre assuntos meus de um jeito que eu não gosto
Var 16	Dá palpite em tudo que eu faço
Var 17	Se intromete nos meus assuntos
Var 18	Só permite que eu saia de casa se souber onde eu vou
Var 19	Procura verificar por onde eu ando caso não saiba
Var 20	Procura saber aonde vou quando saio de casa
Var 21	Tem a última palavra sobre o que eu posso fazer
Var 22	Exige que eu vá bem na escola
Var 23	Me cobra que eu seja organizado(a) com as minhas coisas
Var 24	Me cobra se eu não levo a sério meus compromissos
Var 25	Pergunta o que faço quando estou com meus amigos
Var 27	Sabem quem são os meus amigos

Tabela 2 – Variáveis e suas abreviações

O gráfico apresentado na Figura 5 evidencia as correlações entre os itens presentes no questionário através da intensidade das cores azul (correlações positivas) e vermelho (correlações negativas), bem como pelo tamanho das bolas. As variáveis Var1, Var2, Var3, Var4, Var5, Var6, Var10 e Var26 possuem altas correlações entre si, sendo esse o primeiro indício de um constructo quanto às práticas parentais. Esse grupo parece estar ligado à prática parental relacionada a apoio emocional. Os valores numéricos dessas correlações são apresentados na Tabela 3.

Outros grupos contendo variáveis que possuem altas correlações entre si são formados ao longo do gráfico. Através da AF na próxima seção, verificar-se-á a quantidade de constructos que de fato são obtidos nesse conjunto de dados.

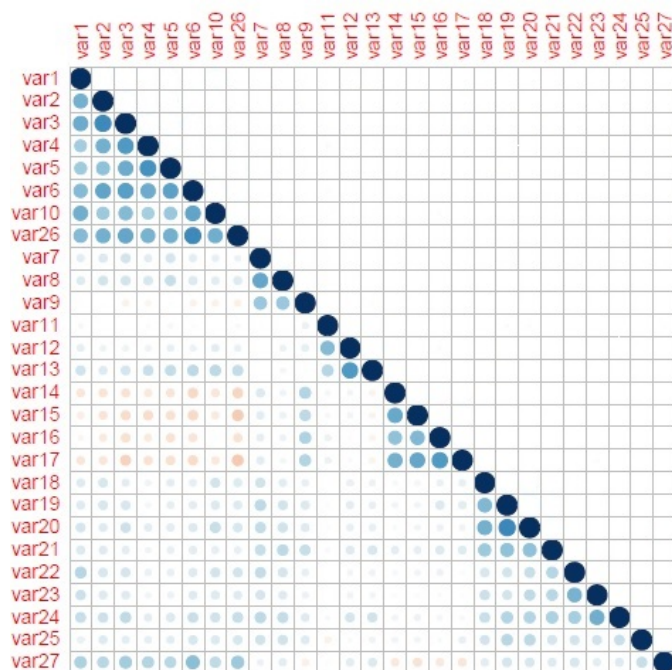


Figura 5 – Correlações entre os itens do teste.

	Var1	Var2	Var3	Var4	Var5	Var6	Var10	Var26
Var1	1,0							
Var2	0,47	1,0						
Var3	0,49	0,63	1,0					
Var4	0,34	0,47	0,58	1,0				
Var5	0,35	0,40	0,50	0,59	1,0			
Var6	0,43	0,52	0,54	0,49	0,53	1,0		
Var10	0,48	0,36	0,43	0,33	0,37	0,52	1,0	
Var26	0,43	0,47	0,51	0,46	0,47	0,63	0,48	1,0

Tabela 3 – Correlações das variáveis no primeiro grupo

3.3 Validade de Constructo

Uma Análise Fatorial exploratória foi utilizada para a verificação da validade de constructo. Os resultados foram obtidos através de uma extração de fatores pelo método de componentes principais. Os passos para essa análise são apresentados a seguir.

3.3.1 Determinação do número de fatores

Na Tabela 4 encontram-se os autovalores dos componentes principais e seus respectivos percentuais explicados da variabilidade total dos dados. Percebe-se que os 6 primeiros fatores são responsáveis por mais de 57% dessa variância, enquanto os outros 21 correspondem a pouco menos de 43%. Isso já é um o primeiro indício de quais componentes devem ser utilizados,

porém, outros suportes teóricos foram considerados para a tomada de decisão. Nota-se também que somente os 6 primeiros componentes possuem autovalores maiores que 1, satisfazendo assim o critério de Kaiser. E por fim, através da análise do Scree Plot na Figura 6, percebe-se que o “cotovelo” se encontra no componente 7, onde os pontos começam a assumir uma tendência linear de aproximação do zero, evidenciando que a partir da sexta componente não há acréscimo de informação relevante para o modelo.

Componente	Autovalor	% da Variância	%Acumulada
1	5,79	21,44	21,44
2	3,68	13,63	35,06
3	1,82	6,75	41,81
4	1,65	6,14	47,96
5	1,31	4,88	52,84
6	1,26	4,69	57,54
7	0,95	3,52	61,06
8	0,81	2,99	64,05
9	0,79	2,94	66,99
10	0,74	2,73	69,72
11	0,68	2,51	72,24
12	0,67	2,46	74,70
13	0,65	2,39	77,09
14	0,62	2,29	79,39
15	0,58	2,15	81,54
16	0,56	2,09	83,63
17	0,51	1,90	85,53
18	0,50	1,86	87,40
19	0,48	1,77	89,18
20	0,45	1,64	90,83
21	0,41	1,53	92,36
22	0,40	1,47	93,83
23	0,39	1,43	95,27
24	0,36	1,33	96,61
25	0,32	1,18	97,79
26	0,32	1,17	98,97
27	0,28	1,02	100

Tabela 4 – Autovalores e suas porcentagens de explicação da variância.

Nesse caso, o número de fatores considerados nessa análise é 6, o que confirma o resultado obtido por Teixeira, Oliveira e Wottrich (2006).

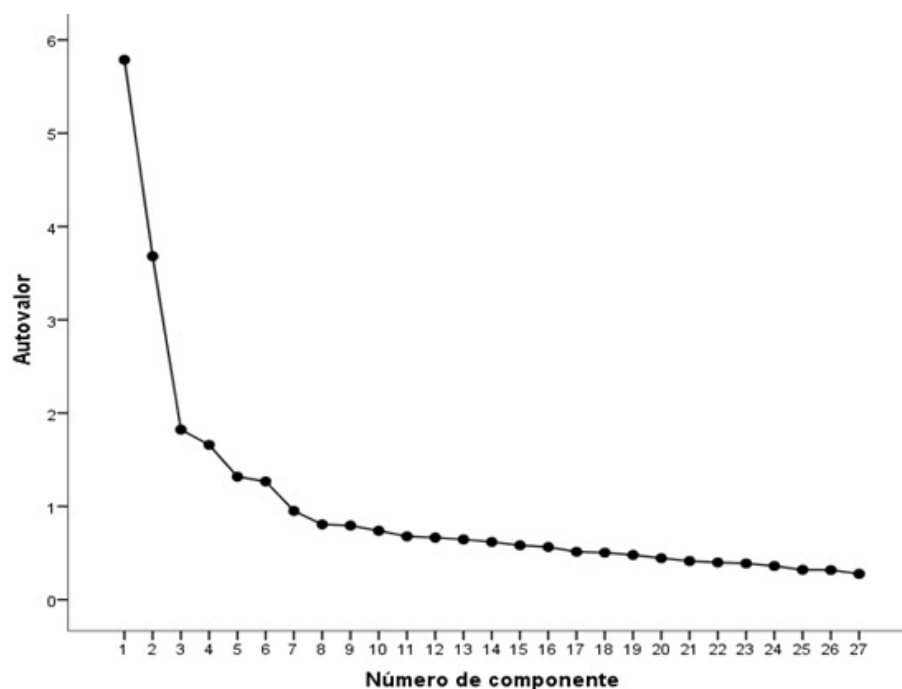


Figura 6 – Scree Plot

3.3.2 Rotação

Através da análise da Tabela 5 e baseando-se no critério descrito em Tabachnick e Fidell (2007), verificou-se que a melhor rotação a ser aplicada seria a oblíqua. Isso se deve ao fato de que algumas correlações descritas na Tabela 4 não são baixas, com destaque para a existente entre os fatores 2 e 4, que é de 0,41. Nesse caso optou-se pela rotação oblíqua PROMAX.

	1	2	3	4	5	6
1	1,0					
2	0,27	1,0				
3	-0,30	0,13	1,0			
4	0,29	0,41	0,08	1,0		
5	0,16	0,14	0,04	0,13	1,0	
6	0,14	0,28	0,24	0,23	0,06	1,0

Tabela 5 – Correlações entre os fatores

3.3.3 Cargas fatoriais e interpretações dos fatores

Os valores contidos na Tabela 6 se referem às cargas fatoriais das variáveis, obtidas após a aplicação da rotação PROMAX. Para uma melhor visualização da tabela, valores menores que 0,30 foram ocultados. É possível notar que a rotação atingiu seu objetivo, uma vez que cada variável se relaciona fortemente com apenas um fator.

	Cargas Fatoriais					
	1	2	3	4	5	6
Var6	0,80					
Var4	0,79					
Var3	0,79					
Var2	0,74					
Var26	0,72					
Var5	0,72					
Var10	0,68					
Var1	0,67					
Var27	0,41					
Var19		0,86				
Var20		0,85				
Var18		0,78				
Var21		0,50				
Var25		0,31				
Var17			0,82			
Var16			0,81			
Var15			0,77			
Var14			0,72			
Var23				0,87		
Var22				0,78		
Var24				0,62		
Var12					0,86	
Var13					0,74	
Var11					0,74	
Var8						0,81
Var7						0,76
Var9						0,66

Tabela 6 – Cargas fatoriais das variáveis

Os fatores obtidos nesse estudo são os mesmos que os apresentados em Teixeira, Oliveira e Wottrich (2006). Eles se referem a 6 dimensões de práticas parentais: Apoio emocional, Supervisão do comportamento, Intrusividade, Cobrança de responsabilidade, Incentivo à autonomia e Controle Punitivo. Para mais informações sobre essas 6 escalas, suas respectivas interpretações, suas correlações com outras variáveis e suas implicações na vida de crianças e adolescentes, consultar o estudo desses autores.

As tabelas a seguir mostram cada dimensão com seus respectivos itens.

Itens	Carga
Var6 - Me dá apoio quando necessito	0,80
Var4 - Encontra um tempo para fazer algo divertido comigo	0,79
Var3 - Mostra interesse pelas coisas que eu faço	0,79
Var2 - Me elogia quando eu faço uma tarefa bem feita	0,74
Var26 - Me ajuda se eu tiver algum problema	0,72
Var5 - Passa um tempo conversando comigo	0,72
Var10 - Me incentiva na vida	0,68
Var1 - Me incentiva a dar o melhor de mim em tudo o que eu faça	0,67
Var27 - Sabem quem são meus amigos	0,41

Tabela 7 – Itens que compõem o fator Apoio Emocional

Itens	Carga
Var19 - Procura verificar por onde eu ando caso não saiba	0,86
Var20 - Procura saber aonde vou quando saio de casa	0,85
Var18 - Só permite que eu saia de casa se souber onde eu vou	0,78
Var21 - Tem a última palavra sobre o que eu posso fazer	0,50
Var25 - Pergunta o que faço quando estou com meus amigos	0,31

Tabela 8 – Itens que compõem o fator Supervisão do Comportamento

Itens	Carga
Var17 - Se intromete nos meus assuntos	0,82
Var16 - Dá palpite em tudo que eu faço	0,81
Var15 - Faz brincadeiras sobre assuntos meus de um jeito que eu não gosto	0,77
Var14 - Mexe nas minhas coisas sem me pedir	0,72

Tabela 9 – Itens que compõem o fator Intrusividade

Itens	Carga
Var23 - Me cobra que eu seja organizado(a) com as minhas coisas	0,87
Var22 - Exige que eu vá bem na escola	0,78
Var24 - Me cobra se eu não levo a sério meus compromissos	0,62

Tabela 10 – Itens que compõem o fator Cobrança de Responsabilidade

Itens	Carga
Var12 - Me estimula a tomar decisões sozinho	0,86
Var13 - Me incentiva a ter a minha própria opinião	0,74
Var11 - Deixa eu aprender por mim mesmo	0,74

Tabela 11 – Itens que compõem o fator Incentivo à Autonomia

3.3.4 Comunalidades

Pela Tabela 13 verifica-se que a maioria das variáveis possuem comunalidades acima de 0,5 , indicando que os 6 fatores obtidos têm um bom poder de explicação dos itens. Nota-se porém, que “Var25 - Pergunta o que faço quando estou com meus amigos” e “Var27 - Sabem quem são os meus amigos” possuem comunalidades de 0,23 e 0,30 respectivamente. Isso é um indício de

Itens	Carga
Var8 - Me castiga se desobedeço alguma ordem	0,81
Var7 - Me proíbe de fazer algo que gosto quando eu faço alguma coisa errada	0,76
Var9 - Impõe regras sem pedir minha opinião	0,66

Tabela 12 – Itens que compõem o fator Controle Punitivo

que elas não têm papel importante no questionário pois as informações que elas agregam não são úteis na mensuração das dimensões de práticas parentais. Isso pode ser confirmado através dos cálculos de consistência interna relatados na próxima seção.

Itens	Comunalidades
Var 1 - Me incentiva a dar o melhor de mim em tudo o que eu faça	0,51
Var 2 - Me elogia quando eu faço uma tarefa bem feita	0,53
Var 3 - Mostra interesse pelas coisas que eu faço	0,63
Var 4 - Encontra um tempo para fazer algo divertido comigo	0,58
Var 5 - Passa um tempo conversando comigo	0,56
Var 6 - Me dá apoio quando eu necessito	0,65
Var 7 - Me proíbe de fazer algo que gosto quando eu faço alguma coisa errada	0,64
Var 8 - Me castiga se desobedeço alguma ordem	0,67
Var 9 - Impõe regras sem pedir minha opinião	0,57
Var 10 - Me incentiva na vida	0,49
Var 11 - Deixa eu aprender por mim mesmo	0,53
Var 12 - Me estimula a tomar decisões sozinho	0,74
Var 13 - Me incentiva a ter a minha própria opinião	0,64
Var 14 - Mexe nas minhas coisas sem me pedir	0,55
Var 15 - Faz brincadeiras sobre assuntos meus de um jeito que eu não gosto	0,60
Var 16 - Dá palpite em tudo que eu faço	0,62
Var 17 - Se intromete nos meus assuntos	0,68
Var 18 - Só permite que eu saia de casa se souber onde eu vou	0,54
Var 19 - Procura verificar por onde eu ando caso não saiba	0,70
Var 20 - Procura saber aonde vou quando saio de casa	0,69
Var 21 - Tem a última palavra sobre o que eu posso fazer	0,44
Var 22 - Exige que eu vá bem na escola	0,59
Var 23 - Me cobra que eu seja organizado(a) com as minhas coisas	0,70
Var 24 - Me cobra se eu não levo a sério meus compromissos	0,54
Var 25 - Pergunta o que faço quando estou com meus amigos	0,23
Var 26 - Me ajuda se eu tiver algum problema	0,59
Var 27 - Sabem quem são os meus amigos	0,30

Tabela 13 – Comunalidades dos itens

3.4 Consistência Interna

Para mensuração da consistência interna, o Alfa de Cronbach de cada fator foi calculado, visando verificar a estabilidade da medida de cada dimensão, além de constatar se todas as

variáveis contribuem diretamente para uma boa fidedignidade.

O Fator 1 apresenta $\alpha = 0,872$, porém, o item “Sabem quem são os meus amigos “, que possui baixa comunalidade (Tabela 13), não tem participação importante nessa sub-escala. Sua retirada acarretaria numa pequena mudança para $\alpha = 0,875$, o que sugere, portanto, que esse item pode ser excluído. Situação semelhante ocorre no Fator 2 onde a presença do item “Pergunta o que faço quando estou com meus amigos “, que também possui baixa comunalidade, gera confundimento na interpretação, uma vez que não agrega informação relevante. Na ausência desse item, a fidedignidade $\alpha = 0,733$ sofre uma variação considerável sendo elevada a $\alpha = 0,762$. Portanto, há evidência para uma possível exclusão desse item.

O Fator 3 apresenta $\alpha = 0,788$ e todas as variáveis têm papel explicativo importante. Isso também ocorre no Fator 4 ($\alpha = 0,682$), Fator 5 ($\alpha = 0,689$) e Fator 6 ($\alpha = 0,678$). A fidedignidade observada nas últimos 3 sub-escalas é considerada aceitável, uma vez que estão entre 0,6 e 0,7, por outro lado as 3 primeiras possuem fidedignidade excelente, dado que se encontram entre 0,7 e 0,9.

4 Conclusão

Esse estudo teve por objetivo a verificação da fidedignidade e validade de um instrumento de auto-relato sobre avaliação de práticas parentais, cujos respondentes são crianças e adolescentes na faixa etária de 10-14 anos. Essas verificações são muito importantes para que a qualidade dos resultados obtidos a partir do questionário seja satisfatória.

Com os resultados apresentados no Capítulo 4, observou-se através de uma Análise Fatorial exploratória que existe evidência de validade de constructo, uma vez que o número de fatores obtidos, bem como as suas interpretações, são os mesmos apresentados no estudo de Teixeira, Oliveira e Wottrich (2006). Para a escolha do tipo de rotação que foi aplicada, uma análise das correlações dos fatores foi feita verificando-se que o tipo mais adequado seria a rotação oblíqua, uma vez que nem todas as correlações são baixas. A título de curiosidade, a rotação ortogonal VARIMAX também foi aplicada obtendo-se resultados similares, contudo ela não é aprofundada nesse trabalho.

Verificou-se que 3 sub-escalas possuem fidedignidades aceitáveis ao passo que as outras 3 têm consistências internas excelentes, evidenciando que esse teste é fidedigno. Essa medida é muito importante tendo em vista que um teste não pode ser válido sem possuir fidedignidade apropriada. Ressalva-se que devido às baixas comunalidades e interferências nas fidedignidades de suas sub-escalas, há evidência para a retirada de 2 itens do questionário.

É importante ressaltar que a avaliação da Validade de Conteúdo foi realizada por especialistas e que não existe um indicador para avaliar a Validade de Critério. Em estudos futuros, é necessário que haja um estudo de Análise Fatorial Confirmatória afim de que as informações aqui relatadas sejam atestadas. Outro ponto importante é a verificação dos pressupostos de linearidade, homogeneidade de grupo e heterocedasticidade.

Referências

- [1] ABDI, Hervé. *Encyclopedia for research methods for the social sciences*. Thousand Oaks (CA): Sage, 2003.
- [2] BABBIE, Earl. *Métodos de pesquisas de Survey*. Belo Horizonte: UFMG, 2005.
- [3] BARDAGI, M.P *Os estilos parentais e sua relação com a indecisão profissional, ansiedade e depressão dos filhos adolescentes*. Dissertação de Mestrado não-publicada, Porto Alegre, 2002.
- [4] DEVELLIS, R. F. *Scale development: Theory and applications*. Newbury Park, CA: SAGE Publications, 1991.
- [5] ERTHAL, Tereza Cristina. *Manual de psicometria*. 8a ed. Rio de Janeiro: Zahar, 2009.
- [6] HAIR Jr., Joseph F.; ANDERSON, Rolph E.; TA THAM, Ronald L.; BLACK, William C. *Análise multivariada de dados*. Porto Alegre: Bookman, 2005a.
- [7] HARMAN, H.H. *Modern factor analysis*. Chicago: The University Chicago Press, 1976.
- [8] HOGAN, Thomaz P.. *testes psicológicos*. Rio de Janeiro: LTC, 2006.
- [9] JOHNSON, R. A; WICHERN,D.W. *Applied multivariate statistical analysis*. New Jersey: Prentice Hall, 2007.
- [10] MALHOTRA, Naresh K. *Pesquisa de Marketing: uma orientação aplicada*. Porto Alegre: Boockman, 2006.
- [11] MAROCO, João; GARCIA-MARQUES, Teresa *Qual a fiabilidade do alfa de Cronbach? Questões antigas e soluções modernas?*. Laboratório de Psicologia, Portugal, 2006
- [12] MINGOTI, Sueli A. *Análise de dados através de métodos de estatística multivariada - Uma abordagem aplicada*. Belo Horizonte: UFMG, 2013.
- [13] NUNNALLY, J. C. *Psychometric theory*.New York: McGraw-Hill.Inc, 1978.
- [14] PASQUALI, Luis. *Psicometria*. São Paulo, 2008.
- [15] PASQUALI, Luis *Teoria e métodos de medida em ciências do comportamento*. Brasília: UnB: Inep, 1996
- [16] TABACHNICK, B.G., & FIDELL, L.S *Using Multivariate Statistics*. Upper Saddle River, NJ: Pearson Allyn & Bacon

- [17] TEIXEIRA, Marco Antônio Pereira; OLIVEIRA, Adriano Machado; WOTTRICH, Shana Hastenpflug. *Escala de Práticas Parentais(EPP): Avaliando Dimensões de Práticas Parentais em Relação a Adolescentes*. Santa Maria, p.433-441. fev. 2006.